文章编号：1001-9081(2005)09-2044-03

# 一种改进的 DSmT及其在目标识别中的应用

苗　壮，程咏梅，梁　彦，潘　泉，杨　阳
(西北工业大学 自动化学院，陕西 西安 710072)
(button miao@163.com)

摘　要：与 D-S理论相比，DSmT可以很好地解决证据矛盾时的证据组合问题，但是 DSmT在很多情况下主焦元 mass函数难以收敛。在标准 DSmT的框架下，将其融合后的 mass函数进行重构，从而提出一种改进的 DSmT，该算法的主焦元 mass函数可以快速收敛。在进行二维飞机序列图像的目标类型识别中，该改进 DSmT进行迭代运算，可使主焦元的 mass值快速收敛到指定的阈值，以便完成准确的目标识别。

关键词：DSmT算法；D-S理论；mass函数；目标识别
中图分类号：TP391.41　　文献标识码：A

# Improved Dezert-Smarandache theory and its application in target recognition

MIAO Zhuang, CHENG Yong-mei, LIANG Yan, PAN Quan, YANG Yang
(*College of Automation, Northwesten Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China*)

**Abstract**: The Dezert-Smarandache Theory (DSmT) is more desirable than the D-S Theory in the case of solving conflicting evidence. However, the mass function of the main focal element is difficult to converge in many cases while applying DSmT. The new mass values were reconstructed to solve this problem. An improved DSmT was proposed so that the mass value of main element could quickly converge. Simulation results of target recognition based on 2D sequence images of airplanes demonstrate that the revised mass value of main focal element has better convergence to the desired threshold and consequently the task of target recognition is accomplished more precisely.

**Key words**: DSmT algorithm; D-S theory; mass function; target recognition

## 0　引言

D-S证据推理适合于无先验信息的融合，而且在不确定性的表示、量测和组合方面具有优势，同时它符合人类推理的决策过程，因此受到人工智能、专家系统及计算机视觉等研究领域的广泛重视。但在证据发生高冲突情况下证据推理会产生与直觉相反的结论，许多文献认为这是组合规则造成的并加以改进，但是效果不是十分理想[1,2]。针对这种情况，DSmT理论提出保留证据冲突项作为数据融合的焦元，这样完全解决了证据矛盾时的证据组合问题[3,4]。但是 DSmT算法把很多置信指派分配给了矛盾焦元，致使在多数情况下主焦元的基本置信指派函数，即 mass函数很难收敛到某一阈值。同时由于增加了矛盾焦元，使得推理过程的计算量大大增加。本文针对这一情况，对 DSmT算法进行改进，在融合过程中加算特征值数学期望，并利用数学期望重构 mass函数，使得主焦元 mass函数迅速收敛向规定的阈值，以利于进行正确快速的归类判决。

## 1　DSmT理论的提出[3,4]

DSmT理论是由 Dezert在 2002年提出来的，后来由 Dezert和 Smarandache等学者共同发展起来。DSmT是传统 DST的扩展，它同样可以融合不同信息源的信息，但是主要集中处理高不确定性、高冲突和不精确的信息源证据。

DSmT理论主要的创新就是在框架中加入了冲突信息。DSmT可以被认为是概率理论和 DST的推广，假设 $\Theta=\{\theta_1, \theta_2\}$，对于 DSmT理论与概率论和 D-S理论的区别，可以由以下表述直观地说明：在概率论情况下，基本概率指派 $m(\cdot)\in[0,1]$，符合 $m(\theta_1)+m(\theta_2)=1$；在 D-S推理情况下，基本置信指派 $m(\cdot)\in[0,1]$，符合 $m(\theta_1)+m(\theta_2)+m(\theta_1\cup\theta_2)=1$；在 DSmT理论下，基本置信指派 $m(\cdot)\in[0,1]$，符合 $m(\theta_1)+m(\theta_2)+m(\theta_1\cup\theta_2)+m(\theta_1\cap\theta_2)=1$。

DSmT理论中，辨识框架 $\Theta$ 中任何可能的命题组合称超平方集 $D^{\Theta}$。它是通过对辨识框架 $\Theta$ 中的元素进行并和交的运算产生的集合，需要满足三个条件[2]，由于在在集合中包含交的运算，这就使得辨识框架中保留了矛盾的焦元。随着辨识框架的维数变高，需要更大的计算量，当 $n>10$时，在数学上目前还是不可解问题。

组合(融合)公式：　假定辨识框架 $\Theta$ 上性质不同的两个证据 $A$和 $B$，其焦元分别为 $A_i$和 $B_j$，基本置信指派函数，即 mass函数分别为 $m_1(A_i)$和 $m_2(B_j)$，则有如下 DSmT组合规则：

$$m(X)=\begin{cases}0, & X=\varnothing \\ \sum\limits_{A,B\in D^{\Theta},A_i\cap B_j=X} m_1(A_i)m_2(B_j), & X\neq\varnothing\end{cases}\qquad(1)$$

收稿日期：2004-12-23；修订日期：2005-04-20
基金项目：国家自然科学基金资助项目(60372085，60404011)；陕西省科学技术研究发展计划项目(2003K06-G15)

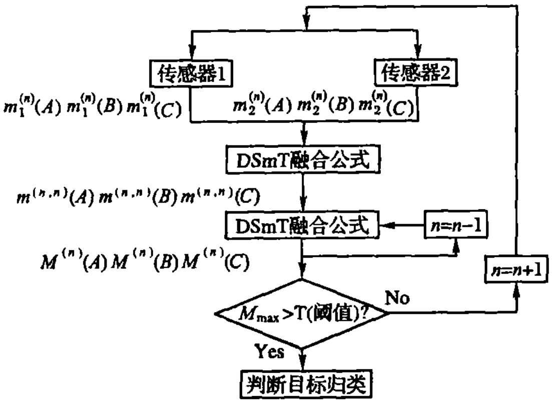
作者简介：苗壮(1978-)，男，山东威海人，硕士研究生，主要研究方向：信息融合、图像识别；　程咏梅(1960-)，女，陕西西安人，教授，主要研究方向：人工智能、信息融合、图像识别；　梁彦(1971-)，男，河南新乡人，副教授，主要研究方向：动态系统建模、信息融合；　潘泉(1961-)，男，上海人，教授，主要研究方向：估计与控制、信息融合、图像处理；　杨阳(1981-)，男，湖北老河口人，硕士研究生，主要研究方向：信息融合、图像识别.

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

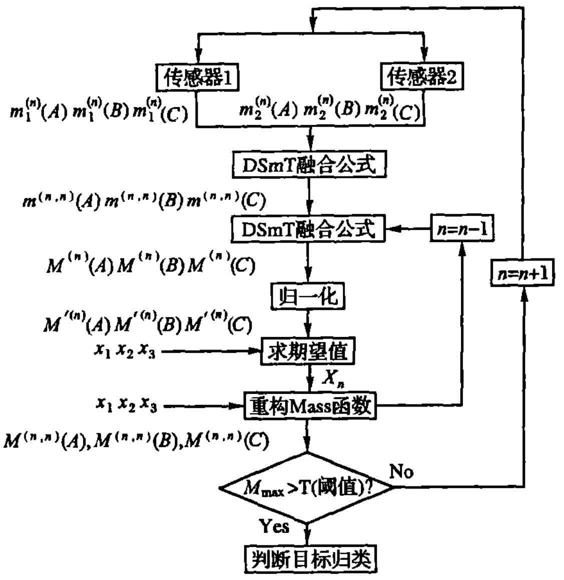
由于 DSmT理论保留了矛盾焦元，不需要将其置信指派进行平均分配，所以该规则不需要像原始的 D-S推理那样进行归一化，$m(X)$就确定了一个新的基本置信指派。对于多个证据的组合，可用组合规则对证据进行两两综合。

## 2　改进的 DSmT新算法

DSmT中由于保留了过多的矛盾焦元，势必会造成计算量过大，使得迭代计算方式的实时性不能满足实际需要；而且 DSmT将许多基本置信指派分配到了未知信息焦元和矛盾焦元的 mass值中，使得主焦元 mass函数减小，以至难以收敛，本文通过改进融合过程，使得融合拍数减少，可以使 mass函数更快地收敛向某一确定阈值。




(a) 标准DSmT融合流程




(b) 改进DSmT融合流程

图 1　标准 DSmT和改进 DSmT的融合流程

如图 1(b)所示，第 $n$拍得到两传感器基本置信指派为 $m_1^{(n)}(A)$，$m_1^{(n)}(B)$，$m_1^{(n)}(C)$ 和 $m_2^{(n)}(A)$，$m_2^{(n)}(B)$，$m_2^{(n)}(C)$，将此拍两传感器信息进行融合得到 $m^{(n,n)}(A)$，$m^{(n,n)}(B)$，$m^{(n,n)}(C)$，再与上一拍最终结果融合，得到 $M^{(n)}(A)$，$M^{(n)}(B)$和 $M^{(n)}(C)$。将这三个 mass函数进行归一化得到 $M'^{(n)}(A)$，$M'^{(n)}(B)$和 $M'^{(n)}(C)$。假设这三个 mass函数支持的目标矩特征分别为 $x_1$，$x_2$和 $x_3$，求该拍数学期望 $X_n = M'^{(n)}(A)\times x_1 + M'^{(n)}(B)\times x_2 + M'^{(n)}(C)\times x_3$，以得到的 $X_n$和三个目标的标准矩特征求欧氏距离，再重新构造基本置信指派得 $M^{(n,n)}(A)$，$M^{(n,n)}(B)$和 $M^{(n,n)}(C)$，以用作和下一拍信息进行融合。

DSmT算法直接用来进行信息融合时，由于置信指派的分配分散，使得主焦元 mass函数值相对较小，不易收敛，根本无法用来进行目标判决。考虑到置信指派分配分散主要是由于传感器得到的目标特征值不够准确，将 $M^{(n)}(A)$，$M^{(n)}(B)$和 $M^{(n)}(C)$进行归一化，就是对 $A$，$B$，$C$三个目标进行概率指派，求取特征值的数学期望得到一个更加精准的特征值，再用这个特征值进行 mass函数重构就可以得到更加科学和准确的 mass函数值。在这种融合规则下，主焦元 mass函数值得到合理增大，可以很快收敛到阈值，弥补了 DSmT算法的缺陷。

## 3　仿真分析

本文选取飞机的类型作为识别框架，即若有 $n$类飞机，$\theta_1$，…，$\theta_n$，则 $\Theta = \{\theta_1, \cdots, \theta_n\}$。识别过程是这样的：首先建立这 $n$类飞机的模型库，即将飞机的某个姿态的图像通过边缘提取，然后求取矩特征[5]。当目标图像到来时，同样要经过边缘提取而后提取矩特征。

设模式 $\boldsymbol{a}$与 $\boldsymbol{b}$所包含的特征有 $m$个，即：

$$\boldsymbol{a} = (a_1, a_2, \cdots, a_m),\quad \boldsymbol{b} = (b_1, b_2, \cdots, b_m) \tag{1}$$

则可用：

$$d = \| a - b \| = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \cdots + (a_m - b_m)^2} \tag{3}$$

定义 $\boldsymbol{a}$与 $\boldsymbol{b}$的欧氏距离[5]。

根据距离函数，定义证据 $i$对目标 $\theta_j$的基本置信指派：

$$m_i(\theta_j) = (1 - \alpha)\cdot \exp(-d_{ij}) \tag{4}$$

其中 $\alpha$为噪声系数。当无噪声时，$\alpha = 0$；当噪声完全淹没了目标时，$\alpha = 1$。

考虑到无噪声时，认为没有不确定性，$m(\Theta) = 0$；当噪声完全淹没了目标时，从传感器来的数据无法确认任何目标，即完全不确定，$m(\Theta) = 1$。所以构造如下指派：

$$m_i(\Theta) = \alpha\cdot \prod_{j=1}^{N}(1 - m_i(\theta_j)) \tag{5}$$

$N$表示库中飞机的类型数。然后对上述基本置信指派进行归一化处理，以满足其定义的要求。

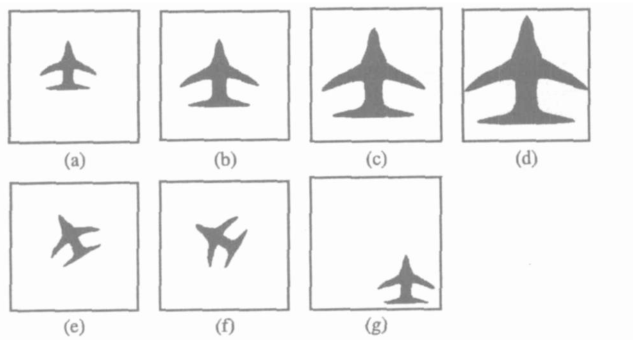



图 2　第一类飞机不同姿态的 7幅二维图像

采用三类飞机图像做了仿真试验[5]。用 CCD照相机拍摄飞机图像，在无噪情况下，Adobe Photoshop绘图软件生成二值图像，大小均存为 256×256点阵。三类不同形状飞机共有 21幅图像，每一类 7幅，分别由标准图像经过放大、旋转及平移后得到。图 2给出了第一类飞机不同姿态的 7幅二维图像。

仿真中每一拍取某一类飞机不同图像 2幅，共迭代 5次，分别按照式(3)~(5)计算 mass函数值，图 3以图形的方式显示了采用 DSmT算法和改进的 DSmT算法进行序列图像融合时支持三个不同目标的 mass函数的变化趋势。

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

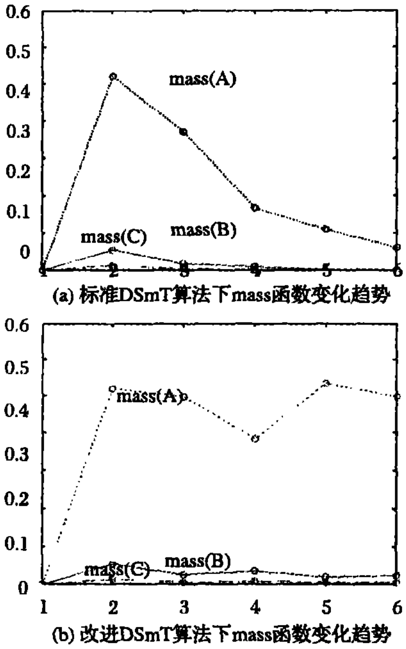



图 3 两种融合算法下三个 mass函数变化趋势对比

图 3(a)显示了 DSmT融合规则下支持三个目标飞机的 mass函数的变化趋势。由于传感器得到的图像矩特征不够准确,每拍数据到来时,均将相当大一部分置信指派分配给了未知信息焦元和矛盾信息焦元,致使主焦元置信指派不够大,DSmT融合规则采取乘法组合的方式,导致融合后的主焦元 mass函数每次都要有相应的减小,以至主焦元 mass函数 $m(A)$ 在第 2拍开始一直呈下降趋势,无法收敛,因此无法进行最后的分类判断。而图 3(b)则显示了使用改进 DSmT算法进行融合时 mass函数变化的趋势。在每拍数据融合后,我们采取加期望重构 mass函数的方法,使得主焦元 mass函数数值得到合理增大,可以保证主焦元 mass函数逐步增大,以至收敛到阈值。图 3(b)显示主焦元的 mass函数 $m(A)$ 可以很好地收敛到界定的阈值,而 $m(B)$ 和 $m(C)$ 则呈稳定下降趋势,满足进行分类判别的要求。可见本文提出的方法有效增大了每拍融合后的主焦元 mass函数,使得主焦元 mass函数可以快速收敛,以利于最后的判决。

## 4 结语

本文针对 D-S证据推理存在的不能解决强冲突情况下信息融合的问题,分析了信息融合领域的最新成果—— DSmT推理理论,同时又针对该理论下焦元过多和置信过于分散下造成的 mass函数不收敛问题,提出了一种快速收敛的 mass函数迭代算法。仿真实验表明,该方法用于序列图像的目标识别可以使主焦元 mass函数很好地收敛到阈值,以利于最后的目标分类判别。但是我们也注意到在第 4幅图像和第 6幅图像到来时由于该拍主焦元 mass函数值较小导致融合后的主焦元 mass函数值呈下降趋势,因此该方法仍有改进的必要。

参考文献:

犤1犦 程咏梅物潘泉物张洪才物等. 信息融合图像识别算法及其在三维飞机图像识别中的应用研究犤犑犦 航空学报物2004物25犎2犐犲176 – 179.

犤2犦 戴冠中物潘泉物张山鹰物等. 证据推理的进展及存在问题犤犑犦 控制理论与应用物1999物16犎4犐

犤3犦 DEZERT J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning犤犑犦 Infomation & Security物2002物9.

犤4犦 DEZERT J物SMARANDACHE F. On the generation of hyper power sets for the DSmT犤犃犦 Proceedings of Fusion2003 Conference犤犆犦 Cairns物Australia物2003.

犤5犦 程咏梅物潘泉物张洪才物等. 计算机智能图像识别算法研究犤犑犦 计算机应用物2004物24犎2犐

(上接第 2043页)

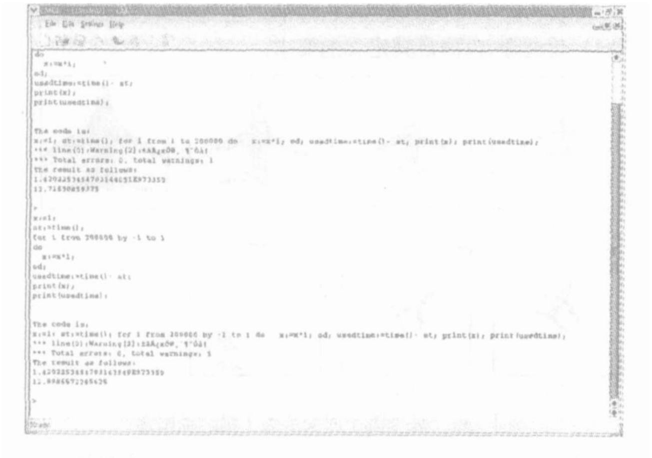


图 5 200000! 解释执行结果

## 3 结语

良好的交互性和用户使用的灵活性是系统设计的主要目标之一,但是这又给解析命令的编译器设计增加了难度。双向循环的处理在不同的编译器中实现的方式不同,本文提出的归一化的处理方法虽然增加了目标指令的长度和解释执行的运行时间,但是它能够统一地处理递增和递减形式的循环结构,同时通过将判断的有关信息转化为目标控制指令,可以为代码优化提供更多的优化信息,为目标代码的进一步精简和优化提供条件。

参考文献:

犤1犦 BROKKEN FB. C++ Annotations Version 6.1.3 pre犤EB/OL犦 ftp犻//ftp.rug.nl/contrib/frank/documents/cplusplus Annotations物2004.

犤2犦 RITCHIE DM. C Reference Manual犤EB/OL犦 http犻//cm.bell-labs.com/cm/cs/who/dmr/cman.ps物1979.

犤3犦 ECKEL B. Thinking in java犎Second Edition犐犤M犦 Prentice Hall 2002.122 –124.

犤4犦 POLETTO M物HSIEH WC物ENGLER DR物*et al*. C and tcc犻a language and compiler for dynamic code generation犤犑犦 ACM Transactions on Programming Languages and Systems物1999物21犎2犐犲324 – 369.

犤5犦 AHO AV物SETHI T物ULLMAN JD. Compilers犻Principle物Techniques物and Tools犤M犦 Addison-wesley物1986.326 – 329.

犤6犦 AHO AV物SETHI T物ULLMAN JD. Compilers犻Principle物Techniques物and Tools犤M犦 Addison-wesley物1986.381 –405.

犤7犦 BAUER C物FRINK A物KRECKEL R. Introduction to the GiNaC framework for symbolic computation within the C++ programming language犤犑犦 Journal of Symbolic Computation物2002物33犎1犐犲1 – 12.

犤8犦 李世奇物杜慧琴. Maple计算机代数系统应用及程序设计犤M犦 重庆犻重庆大学出版社物1999.

犤9犦 高仲仪物金茂忠. 编译原理及编译程序构造犤M犦 北京犻北京航空航天大学出版社物1990.

犤10犦 陈意云. 编译原理和技术犤M犦第 2版. 合肥犻中国科学技术大学出版社物2002.

?1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net